

퍼지-뉴럴 제어기를 이용한 스위치드 리렉턴스 전동기의 속도 제어에 관한 연구

박지호*, 김건우*, 김연충*, 원충연*, 김창립**, 최경호**

성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부*, 효성중공업(주)**

A Study on the Speed Control of Switched Reluctance Motor Using Fuzzy-Neural Controller

J. H. PARK*, K. W. KIM*, Y. C. KIM*, C. Y. WON*, C. L. KIM**, K. H. CHOI**

School of Electrical and Computer Engineering, Sung Kyun Kwan University*
Hyosung Industries Co., LTD.**

Abstract

In this paper, an auto-tuning method for fuzzy controller based on the neural network is presented. The backpropagated error of neural emulator offers the path which reforms the fuzzy controller's membership functions and fuzzy rule, and used for speed control of switched reluctance motor. The experiments are performed to verify the capability of proposed control method on 6/4 salient type SRM. The results show that fuzzy-neural controller is suitable for wide speed range.

1. 서 론

스위치드 리렉턴스 전동기(Switched Reluctance Motor, 이하 SRM)는 이중 돌극형의 간단한 자기적 구조로 이루어진 전기-기계 에너지 변환 기구로, 비교적 간단한 제어 장치에 의해 직류 전동기와 같은 속도-토오크 특성을 얻을 수 있는 전동기구이다.[1] 현재까지 SRM의 가변속 제어에 가장 많이 사용되고 있는 PI 제어기의 경우 알고리즘이 간단하여 아날로그 제어기로도 쉽게 구현이 가능하고, 제어이득값이 적절히 조정될 경우 좋은 운전 특성을 지니는 등의 장점을 지니고 있으나, 운전점이 달라지거나 시스템의 파라미터가 변하는 경우 제어이득값을 적절히 조정해 주어야 하는 문제가 있다. 특히 SRM의 경우 비선형 인더턴스 특성을 가지므로 수학적 모델링이 불가능하다. 그리고, 정상상태에서의 등가회로가 존재하지 않기 때문에 적절한 제어이득값을 얻는데 있어 실험적인 방법에 의존하고 있다. 이에 따라 1990년대부터 신경망과 퍼지 이론에 의한 지능형 제어방식이나 가변구조 이론과 같은 현대 제어이론을 통해 SRM의 제어성능을 개선하고자 하는 연구가 많이 이루어지고 있다.[2]-[5]

본 논문에서는 SRM의 속도제어를 위해 신경망 에뮬레이터를 이용하여 퍼지제어기의 소속함수와 제어규칙을 실시간으로 학습하여 실시간 플랜트의 동정이 가능하도록 하였다. 또한 경제성과 신뢰성을 가진 구동 시스템을 설계하기 위해서 고가의 절대 앤코더 대신에 저렴한 충분형 앤코더를 사용하여 초기 기동시의 회전자의 정확한 위치를 판별할 수 있는 기법을 제안하였다.

제안된 시스템의 우수성을 확인하기 위해 기존의 PI제어방법과 제시된 제어방법의 특성을 실험을 통해 비교 분석하여 시스템의 우수성을 확인하였다.

2. SRM의 동작원리

그림 1은 본 논문에서 사용한 고정자 극수가 6개, 회전자 극수가 4개인 3상 6/4극 SRM의 단면도이다. SRM은 고정자와 회전자가 모두 돌극형 구조로, 고정자에는 권선이 감겨져 있으나 회전자에는 권선이나 영구자석이 없는 규소강판을 적층한 구조로 되어 있다.

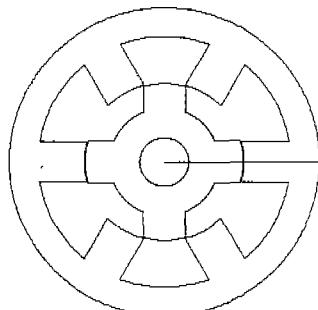


그림 1. 6/4극 SRM의 고정자 및 회전자 구조

그림 2에서와 같이 인덕턴스가 증가하는 구간에서 고정자상에 전류를 흘려주면 회전자를 정렬위치로 회전시킬 수 있고, 6/4극 전동기의 경우 각 상의 인덕턴스 곡선은 30° 씩 위상차를 가지고 변화하므로 전동기를 지속적으로 회전시키기 위해서는 순차적으로 스위칭하여 각 상의 인덕턴스가 증가하는 구간에만 전류를 흘려주는 것이 필요하다. 만약 전류가 회전방향에 대해 인덕턴스가 감소하는 구간에서 흐르게 되면 역토오크가 발생될 수 있으며, 이 경우 전동기의 회전을 정지시키거나 발전기 모드로 동작시킬 수 있다. SRM의 순시토오크 T 는 식 (1)로 표현된다. 여기서, L 은 회전자의 현재 위치에서의 인덕턴스이며, i 는 순시전류이다.

$$T = \frac{1}{2} i^2 \frac{dL}{d\theta} \quad (1)$$

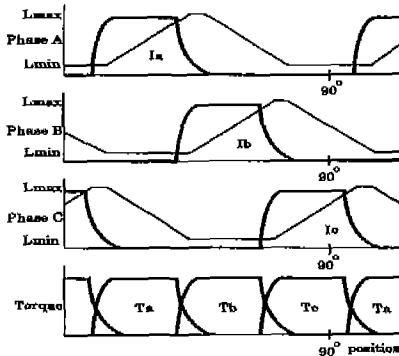


그림 2. 6/4극 SRM의 회전토오크 발생과정

3. SRM 구동을 위한 퍼지-뉴럴 제어기 설계

3-1. 신경망 에뮬레이터

그림 3은 SRM의 동특성을 모의하기 위하여 사용한 신경망 에뮬레이터로서 3개의 입력층 뉴런, 5개의 은닉층 뉴런, 1개의 출력층 뉴런으로 구성하였다.

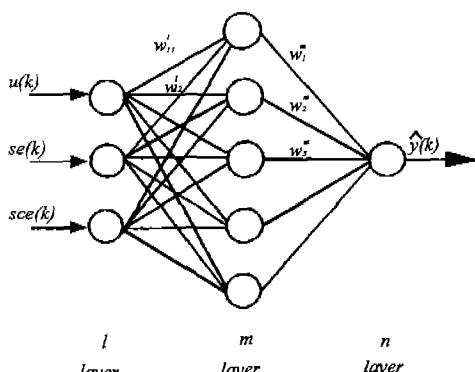


그림 3. 신경망 에뮬레이터의 구조

신경망 에뮬레이터를 학습시키기 위한 학습 과정을 살펴보면, 먼저 오차항 $\hat{e}(k)$ 는 다음과 같다.

$$\hat{e}(k) = \frac{1}{2} (y(k) - \hat{y}(k))^2 \quad (2)$$

여기서 $y(k)$ 는 플랜트의 출력, $\hat{y}(k)$ 는 에뮬레이터 출력이다. 학습은 오차식 (2)를 최소화하도록 일반화된 델타 규칙에 의해 이루어진다. 일반적으로 보다 빠른 학습 속도와 오차진동을 적게하기 위해 모멘텀(momentum)항이 추가되는데 이 경우 가중치 조절은 다음과 같이 표현된다.

$$\Delta W_i^m(k+1) = \eta \delta^n out_i^m + \alpha \Delta W_i^m(k) \quad (3)$$

$$W_i^m(k+1) = W_i^m(k) + \Delta W_i^m(k+1) \quad (4)$$

여기서 k 는 학습 반복 횟수, $\eta(0 < \eta < 1)$ 는 학습률, $\alpha(0 < \alpha < 1)$ 는 관성항이다.

3-2. 퍼지-뉴럴 제어기

그림 4는 퍼지-뉴럴 제어기를 나타낸 것으로 퍼지 제어기의 퍼지화에 해당하는 입력층, 제어규칙을 구성하는 은닉층, 비퍼지화에 해당하는 출력층의 3층 구조로 되어 있으며 입력은 범종형, 출력은 싱글톤형으로 구성하였다.

퍼지-뉴럴 제어기의 입력 $x_1(k)$, $x_2(k)$ 는 기준속도 $r(k)$ 와 실제속도 $y(k)$ 의 오차

$$x_1(k) = se(k) = r(k) - y(k) \quad (5)$$

그리고 오차의 변화율

$$x_2(k) = sce(k) = se(k) - se(k-1) \quad (6)$$

을 선택하였다. 그리고 각 층의 뉴런들은 상호 연결되어 있으며 연결강도는 가중치 W_i 로 표시되고 있다. 입력층에서는 각 입력 변수에서 각 언어변수의 소속함수 값에 해당하는 $A_i(x_1)$ 와 $B_i(x_2)$ 를 출력한다. 여기서 사용된 각 입력에 대한 퍼지 언어변수의 소속 함수 값은

$$A_i(x_1) = \frac{1}{1 + [(\frac{x_1 - c_{il}}{2a_{il}})^2]^{b_{il}}} \quad (7)$$

$$B_i(x_2) = \frac{1}{1 + [(\frac{x_2 - c_{il}}{2a_{il}})^2]^{b_{il}}} \quad (8)$$

에 의해 계산된다. 이 값들은 은닉층으로 전달되며 은닉층에서는 이 두값을 곱한 값

$$\mu_i = A_i(x_1) \times B_i(x_2) \quad (9)$$

를 출력하며 가중치 W_i 와 곱해져 출력층으로 전달한다. 출력층은 비퍼지화 단계에 해당하므로 다음 식과 같이 무게중심법에 의

해 비파지화를 실행한다.

$$y = \frac{\sum_{i=0}^n \mu_i W_i}{\sum \mu_i} \quad (10)$$

퍼지-뉴럴제어기의 학습과정은 신경망 에뮬레이터를 통하여 역전파된 오차항을 이용하는 역전파 알고리즘을 통하여 이루어진다.

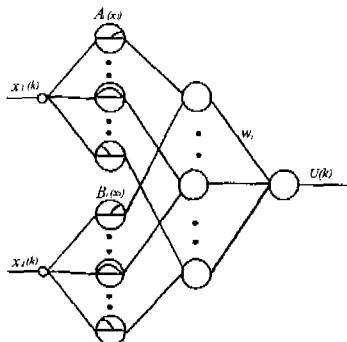


그림 4. 퍼지-뉴럴 제어기

3-3. 퍼지-뉴렐 제어기를 이용한 속도 제어 시스템의 구성

퍼지-뉴렐 제어기와 신경망 에뮬레이터를 사용한 SRM의 전체적인 속도 제어 시스템은 그림 5와 같다. 동작 순서를 살펴보면, 먼저 전체 시스템을 초기화한다. 그리고 퍼지-뉴렐 제어기의 출력으로서 임의의 값을 인가하여 매 샘플링 시간마다 신경망 에뮬레이터의 출력과 플랜트의 출력과의 오차를 최소화하는 방향으로 에뮬레이터를 학습시킨다. 예비학습 단계를 거치면 기준 속도 $w_{ref}(k)$ 와 SRM의 실제 속도 $w(k)$ 와의 오차 x_1 과 오차의 변화율 x_2 가 퍼지-뉴렐 제어기의 입력으로 들어가고 출력으로 전류 기준값인 $u(k)$ 를 내보낸다. 그리고 제어기 입력값인 x_1 과 x_2 가 $u(k)$ 와 함께 다시 에뮬레이터 입력으로 사용되고 에뮬레이터에서 계산된 출력값과 실제 전동기 속도와의 오차를 이용하여 신경망 에뮬레이터를 학습시킨다. 에뮬레이터 학습 단계가 완료되면 퍼지-뉴렐 제어기의 학습을 위하여 기준 속도와 SRM의 실제 속도와의 오차를 신경망 에뮬레이터 통하여 역전파시켜 퍼지-뉴렐 제어기 출력단에서의 오차항을 계산한다. 그리고 마지막으로 이 오차항을 이용하여 퍼지-뉴렐 제어기를 학습시키게 된다.

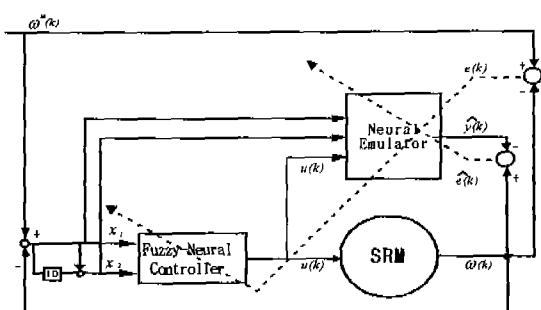


그림 5. SRM 속도제어 시스템

4. SRM의 초기위치 확보 기법

증분형 엔코더를 사용할 경우 전원을 인가할 때마다 카운터의 값은 리셋되기 때문에 초기전원 인가시 어떤 특정한 위치에 회전자극을 놓고 카운터를 프리셋 하는 과정이 필요하게 된다. 본 논문에서는 먼저 B상의 고정자극과 어느 한 회전자극을 일치시키고 일정 시간이 지난 후 다시 A상을 여자 시켜 기준위치를 확보하였다. 이때 히스테리시스 전류제어기를 통해 전류를 제한하였으며, 전동기의 관성에 의한 기준위치의 오차를 최소화하기 위해 약간의 시간 지연을 주었다. 기준 위치를 카운터에 프리셋시키기 위하여 LM2901 비교기와 EPIID 내부의 XOR를 사용하였다.

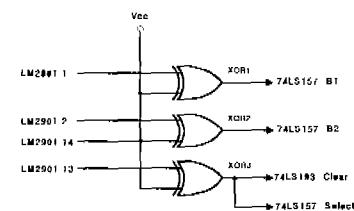


그림 6. 초기 구동 로직

5. 실험결과

그림7은 실험에 사용된 전체 하드웨어의 구성도를 나타낸다.

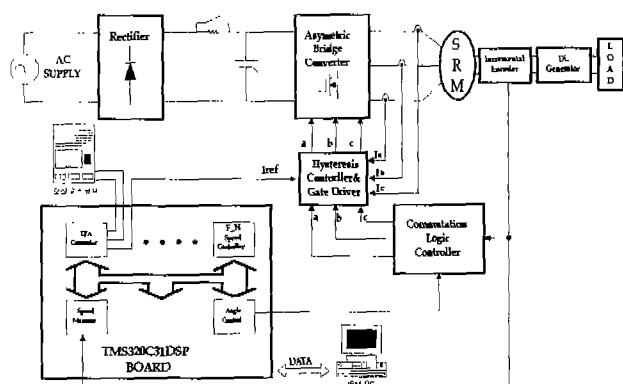
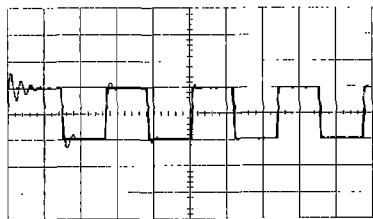


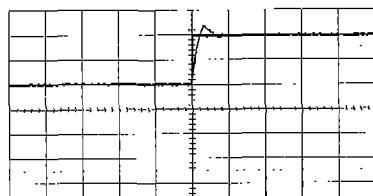
그림 7. 하드웨어 구성도

SRM의 속도제어를 위해 TMS320C31을 사용하였으며 전류제어 기법을 사용하였다. 그림 8은 무부하상태에서 500rpm, ~500rpm 으로 변화하는 기준 속도를 인가했을 때 퍼지-뉴렐 제어기가 신경망 에뮬레이터의 학습기능을 이용하여 시스템의 파라메타를 전혀 모르는 상태에서도 빠른 시간내에 퍼지제어기의 소속함수와 제어규칙을 찾아가고 있음을 나타낸다. 그림 9는 부적절한 PI 제어이득을 갖는 경우 속도 응답(500rpm, 1500rpm)과형으로 큰 오버슈트가 발생함을 보여준다. 그림 10은 여러번의 시행착오를 거쳐 얻어진 적절한 이득이라고 판단되는 PI 제어이득을 갖는 경우의 속도응답 과형이다. 그림11은 퍼지-뉴렐 제어기를 7회 학습

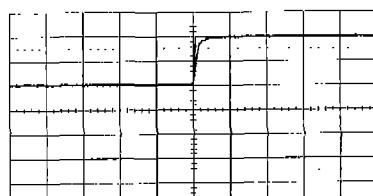
한 후 속도응답 과정을 나타낸 것으로 0.2초 이내에 오버슈트 없이 지령 속도에 도달하고 있음을 보여준다. 또한 그림 12는 모터의 관성 및 마찰에 따라 감속하는 경우에 대하여 역방향 스위칭 패턴과 퍼지뉴럴 제어기를 사용하였을 경우 감속의 지령속도(1500rpm, 500rpm)를 오버슈트 없이 빠르게 추종하고 있음을 보여주고 있다. 그림 13은 저속(100rpm, -100rpm)에서의 퍼지-뉴렐 제어기의 속도 응답과이다. 약간의 토크 리플이 존재하지만 저속에서의 정역운전이 가능함을 보여준다.



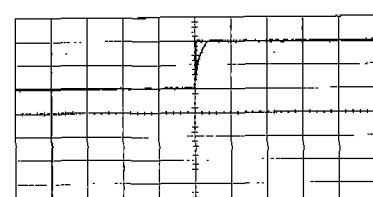
(X축: 0.5sec/div, Y축: 500pm/div)
그림 8. 정.역 운전시 학습과정



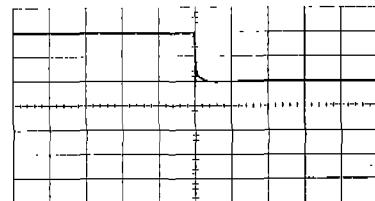
(X축: 0.5sec/div, Y축: 500pm/div)
그림 9. PI제어기 응답(1)



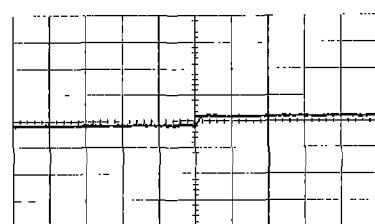
(X축: 0.5sec/div, Y축: 500pm/div)
그림 10. PI제어기 속도응답(2)



(X축: 0.5sec/div, Y축: 500pm/div)
그림 11. 퍼지-뉴렐 제어기 속도응답



(X축: 0.5sec/div, Y축: 500pm/div)
그림 12. 감속시 속도응답



(X축: 0.5sec/div, Y축: 500pm/div)
그림 13. 저속에서의 속도응답

6. 결론

본 논문에서는 신경망 에뮬레이터를 이용하여 퍼지-뉴렐 제어기 스스로 최적의 제어 이득을 가지도록 기중치와 소속함수의 파라메타를 변화시키는 적용 능력을 갖게하였다. 7회정도의 학습만으로도 실제 속도가 기준 속도를 잘 추종하였으며 외란의 변화에도 강인한 성능을 나타내므로 SRM에 적용된 퍼지-뉴렐 제어기의 우수성을 확인할 수 있었다. 또한 증분형 엔코더를 이용한 근사 절대 위치 검출회로를 구성하여 안정성 있는 초기 기동을 가능하게 하였으며 전류제어를 통하여 광범위한 속도 범위에서 속도제어를 가능하게 하였다.

본 연구는 통상산업부에서 시행한 에너지 절약 기술 개발
사업의 지원에 의하여 수행되었음.

참고문헌

- [1] T. JE Miller, "Switched Reluctance Motors and Their Control", Oxford University Press, 1993.
- [2] Jyh-Shing R. Jang, "Self-Learning Fuzzy Controllers Based on Temporal Back Propagation", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, pp. 714-723, Sep. 1992.
- [3] 박영주, "유도전동기 속도제어를 위한 퍼지-뉴렐제어기 설계에 관한 연구", 성균관 대학교 석사학위 논문, 1996.
- [4] 김보형, "Fuzzy Logic Modifier를 가진 PI제어기에 의한 스위치드 리렉터스 전동기의 속도제어", 성균관 대학교 석사학위 논문, 1997.
- [5] S.K. Panda, X.M. Zhu and P. K. Dash "Fuzzy Gain Scheduled PI Speed Controller for Switched Reluctance Motor Drive" pp. 989-994 IECON97